

基于深度展开自适应迭代的去蜂窝大规模 MIMO 系统 低复杂度信号检测

孙焱¹, 李飞¹, 李汀¹, 宋云超²

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 2. 南京邮电大学电子与光学工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 去蜂窝大规模多输入多输出 (CF-MMIMO, cell-free massive multiple-input multiple-output) 系统融合了分布式天线系统与大规模 MIMO 的优势, 通过多接入点 (AP, access point) 协作, 极大改善了网络覆盖范围, 提高了频谱效率, 被认为是未来 6G 网络的潜在关键架构。然而, 现有 CF-MMIMO 系统检测算法无法实现复杂度与检测性能的良好平衡。为了解决这一问题, 提出了一种基于深度展开网络的低复杂度检测算法——理查德森半迭代网络 (RSI-Net, Richardson semi-iterative network), 用于实现上行 CF-MMIMO 系统的低复杂度信号检测。该算法引入理查德森半迭代 (SI, semi-iterative) 理论, 并采用深度展开网络 (DUN, deep unfolding network) 以隐藏层参数训练的方式, 取代原有的参数估计方案, 以自适应信道统计特性的变化来实现最优的参数估计。同时, 引入缩减因子改善迭代矩阵的特征值分布, 从而加速收敛。仿真结果表明, 在信道硬化特性减弱的 CF-MMIMO 系统中, 无论是用户数量还是 AP 数量的变化, RSI-Net 算法均能够保持较低的计算开销和出色的检测性能。

关键词: 去蜂窝; 大规模多输入多输出; 信号检测; 半迭代; 深度展开

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00400

Low-complexity signal detection based on deep unfolding adaptive iteration for cell-free massive MIMO systems

SUN Yan¹, LI Fei¹, LI Ting¹, SONG Yunchao²

1. School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

2. School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China

Abstract: The cell-free massive multiple-input multiple-output (CF-MMIMO) system integrates the advantages of distributed antenna systems and massive MIMO, enabling significant improvements in user coverage and spectrum efficiency through the collaboration of multiple access points (AP). It is a highly promising architecture for future 6G communication networks. However, existing detection algorithms for CF-MMIMO systems fail to achieve a good balance between complexity and detection performance. To address these challenges, a low-complexity optimal signal detection algorithm was proposed for uplink CF-MMIMO systems, called Richardson semi-iterative network (RSI-Net), based on deep unfolding networks. The Richardson semi-iterative (SI) theory was introduced, and replaced the existing parameter estimation scheme with a deep unfolding network (DUN) trained with hidden layer parameters to achieve adaptive parameter estimation in response to changing channel statistics. Additionally, to accelerate convergence, a scaling factor was introduced to improve the distribution of eigenvalues in the iterative matrix. Simulation results demonstrated that RSI-Net algorithm maintained low computational costs and excellent detection performance in CF-MMIMO systems with weakened channel hardening characteristics, regardless of changes in the number of users or AP.

收稿日期: 2024-03-26; 修回日期: 2024-07-11

通信作者: 李飞, lifei@njupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62271265)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 62271265)

Key words: cell-free, massive multiple-input multiple-output, signal detection, semi-iterative, deep unfolding

0 引言

未来移动通信网络 (5G/6G) 有望实现更高的数据传输速率, 推动物联网、人工智能和虚拟现实等技术的发展。与 5G 不同, 未来移动网络的主要目标是在绝大多数地理覆盖区域内提供良好的通信速率, 而不仅仅是提高峰值速率^[1]。去蜂窝大规模多输入多输出 (CF-MMIMO, cell-free massive multiple-input multiple-output) 系统采用以用户为中心的新型架构^[2]。在该架构中, 多个分布式接入点 (AP, access point) 共同连接到一个中央处理器 (CPU, central processing unit), 为网络中的所有用户设备 (UE, user equipment) 提供服务。得益于这种分布式部署方式, 用户几乎总能连接至少一个 AP, 从而解决了传统蜂窝系统在小区边缘区域覆盖不足的问题, 实现了全区域一致的服务质量, 并提升了系统可靠性^[3]。此外, CF-MMIMO 系统融合了分布式天线系统和 MIMO 技术的优势, 改善了宏分集增益和用户吞吐量^[4]。因此, CF-MMIMO 技术被认为是面向未来 6G 网络的基本组成部分^[5], 并有可能支持未来物联网中大规模机器类通信的需求^[6-7]。

信号检测通过对接收信号进行处理和分析, 能够准确恢复发送端的原始信息, 从而提升通信的可靠性^[8]。然而, 在 CF-MMIMO 系统中, 大量 AP 以分布式方式部署, 其传输信道的信道硬化特性相较于集中式天线系统有所减弱, 具体表现为信道有利传播条件下降, 和格拉姆矩阵的统计特征不再趋于稳定^[9]。这一变化使得为集中式天线系统设计的线性检测算法在 CF-MMIMO 系统中的性能并不理想。此外, 大规模 MIMO 带来天线数量的增多, 也会导致非线性检测算法面临较高的计算开销^[10]。因此, 设计准确且低复杂度的信号检测器已成为提高 CF-MMIMO 系统可靠性和节省计算资源的关键挑战之一。

文献[11]提出了一种 CF-MMIMO 系统下改进的最小均方误差 (MMSE, minimum mean square error) 检测器, 称为 CF-MMSE 检测器。为进一步提高 CF-MMSE 检测器的性能, 文献[12]将连续干扰消除技术与 CF-MMSE 检测器相结合, 提出了 CF-MMSE-SIC 检测器, 实现了更高的检测性能。此外, 期望最大化 (EM, expectation maximization)

算法^[13]、期望传播 (EP, expectation propagation) 算法^[14]和变分贝叶斯推断 (VBI, variational Bayesian inference) 算法^[15-16]通过推断传输符号的后验概率密度来估计传输符号的值, 在瑞利衰落信道上实现了接近最优的效果。然而, 上述算法的计算复杂度都较高, 达到了三阶甚至指数级别的运算, 导致计算开销较大。为了在复杂度和性能之间取得良好的平衡, 文献[17]中提出的迭代随机抽样译码通过调控马尔可夫移动量, 在算法开销和算法检测性能之间建立灵活的权衡。此外, 文献[18]和文献[19]分别将切比雪夫加速技术和加速过松弛 (AOR, accelerated over relaxation) 与理查德森 (Richardson) 迭代相结合, 提高了 MIMO 检测算法的收敛速度。然而, 由于上述算法的最佳参数取决于系统格拉姆 (Gram) 矩阵的谱半径, 因此需要准确估计谱半径。尽管上述迭代算法能以二阶的计算复杂度接近 MMSE 算法的检测性能, 但由于 CF-MMIMO 系统的信道硬化特性减弱, 这些低复杂度线性检测算法也面临着严重的性能退化问题。

近年来, 随着深度学习 (DL, deep learning) 技术的快速发展, 学术界开始采用该技术进行信号检测研究, 以平衡检测精度和复杂度。将经典检测算法嵌入深度学习架构所构建的检测器, 被称为基于深度学习的检测器。文献[20]引入一种新的深度神经网络架构, 通过修改初始结构并结合特征值和特征向量等数学工具来改进初始估计, 实现了良好的检测性能。文献[21]在拟牛顿法中引入可训练变量, 突破了传统线性检测器的性能限制, 使其在空间相关场景下仍能保持良好的检测性能。在 CF-MMIMO 系统中, DL 技术已被用于解决功率分配和信道估计等问题^[22-24], 但是其在信号检测领域的潜力尚未得到充分挖掘。利用 DL 架构实现对未知向量的最佳估计^[25], 有望成为该领域研究的新方向。

综上所述, 本文结合深度学习技术和理查德森半迭代检测技术的优点, 针对 CF-MMIMO 系统提出了一种基于深度展开的理查德森半迭代检测网络 (RSI-Net, Richardson semi-iterative network)。通过与经典的线性及非线性检测算法^[19,26-28]进行比较, 验证了本文所提方法在检测性能、鲁棒性与计算复杂度方面的优越性。首先, 本文分析了 CF-MMIMO

系统中信道硬化效应减弱时 Gram 矩阵谱半径的变化趋势,指出传统理查德森半迭代检测技术性能退化的主要原因在于其最佳参数难以精确估计。为此,提出采用深度展开网络(DUN, deep unfolding network)结构,通过隐藏层参数训练取代原有的参数估计方案,从而自适应信道统计特性的变化,实现更优的参数估计。其次,考虑迭代矩阵特征值的分布范围对半迭代法收敛速度的影响,本文引入缩减因子,以改善迭代矩阵特征值分布,从而加速算法收敛过程。最后,在线性网络结构后引入软估计判决,进一步提升算法的检测性能。该算法既避免了在每个时频块精确求解迭代参数的高昂开销,又能够在不同数量 AP 与 UE 规模配置下都实现近似最优的检测性能。仿真结果表明,在 CF-MMIMO 系统下,本文所提出的 RSI-Net 算法在不同信噪比(SNR, signal-to-noise ratio)条件下均表现出色,能够以较少的网络层数实现优异的检测效果。

1 系统模型

上行 CF-MMIMO 系统如图 1 所示。该系统由 L 个随机分布的单天线 AP 组成,为 K 个单天线 UE 服务,其中 $K < L$ 。所有 AP 将它们的导频和数据信号发送给 CPU,再由 CPU 估计信道状态信息(CSI, channel status information)和传输符号。其中,第 k 个 UE 和第 l 个 AP 之间的信道 $\tilde{h}_{l,k}$ 表示为

$$\tilde{h}_{l,k} = \sqrt{\beta_{l,k}} \times g_{l,k} \quad (1)$$

其中, $g_{l,k} \sim N_c(0, 1)$ 为复小尺度衰落系数, $\beta_{l,k}$ 为考虑路径损耗和阴影的复大尺度衰落系数。在一个时频块 τ_c 中,信道被认为是常数,没有变化。

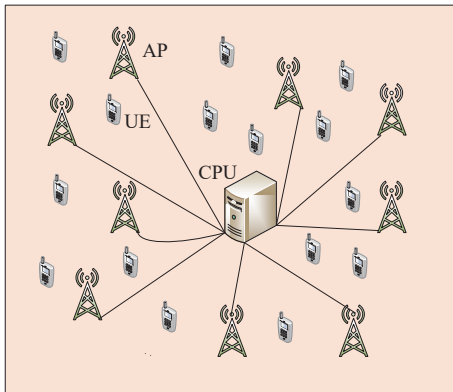


图1 上行CF-MMIMO系统

所有 UE 将其信息比特流映射到 M-QAM 星座

图 Ω 中不同的符号上,其中 $\|\Omega\|^2 = M$ 。第 k 个用户符号表示为 \tilde{x}_k , 平均符号能量为 $E_x = E[|\tilde{x}_k|^2] = 1$ 。UE 与 AP 之间的信道可表示为 $\tilde{H} \in \mathbb{C}^{L \times K}$, \tilde{H} 的第 (l, k) 个元素可以由式(1)获得。所有 AP 的接收信号 $\tilde{y} = [\tilde{y}_1, \tilde{y}_2, \dots, \tilde{y}_L]^T$ 可以由 CPU 端获得,其数学表达式如下

$$\tilde{y} = \tilde{H}\tilde{x} + \tilde{n} \quad (2)$$

假设所有 UE 以相等的功率进行传输, $\tilde{n} \sim N_c(0, \sigma^2 \mathbf{I}_L)$ 为加性高斯噪声, σ^2 为噪声功率, $\tilde{x} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_K]^T$ 表示来自所有 UE 的传输矢量,其均匀分布在 Ω 上。

为了解决 DL 算法实现中的复数值处理问题,对于任意的复值矩阵 \tilde{M} 和复值列向量 \tilde{m} , 可以等效的表示为如下形式

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} R(\tilde{M}) & -\Im(\tilde{M}) \\ \Im(\tilde{M}) & R(\tilde{M}) \end{bmatrix} \quad \mathbf{m} = \begin{bmatrix} R(\tilde{m}) \\ \Im(\tilde{m}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $R(m)$ 和 $\Im(m)$ 分别表示复数的实部和虚部。因此,式(2)中接收信号的表达式可以表示成如下形式

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4)$$

2 基于模型驱动的半迭代信号检测网络

2.1 CF-MMIMO 信道硬化特性分析

在 CF-MMIMO 网络中,信道矩阵满足有利传播特性,即信道矩阵之间可以近似看成相互正交^[29]。由于 \mathbf{H} 中的元素是独立同分布的随机变量,因此仅有 \mathbf{x} 为 0 向量时, $\mathbf{H}\mathbf{x} = 0$, 对于任意非 0 向量 \mathbf{x} , 可以满足式(5)

$$(\mathbf{H}\mathbf{x})^T \mathbf{H}\mathbf{x} = \mathbf{x}^T (\mathbf{H}^T \mathbf{H}) \mathbf{x} > 0 \quad (5)$$

此外, CF-MMIMO 系统信道 Gram 矩阵 $\mathbf{G} = \mathbf{H}^T \mathbf{H} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^T = \mathbf{G}^T$ 。可以得到以下结论: Gram 矩阵是对称正定矩阵,且满足对角元素占优特性。仿真 100 个 AP 和 60 个 UE 时, CF-MMIMO 系统信道 Gram 矩阵的前 7 行前 7 列见表 1, 其中 i 表示复数的虚部,加粗的值为绝对值较大的复数。可以看出对角线元素明显大于其他值,非对角线元素中存在少部分绝对值较大的元素。由此可见, Gram 矩阵具有对称性和对角占优性。在线性检测算法中,常常将非对角元素置为 0 来简化计算,这样做必然会有较大的性能损失。

表1 AP=100, UE=60时, CF-MMIMO系统信道Gram矩阵

	1	2	3	4	5	6	7
1	148.143+0.000i	5.308-8.944i	-16.128+16.671i	-0.469+1.456i	-0.817-4.735i	-5.913+12.386i	1.112+0.136i
2	5.308+8.944i	275.903+0.000i	-9.868-17.277i	-8.187-4.778i	5.887+9.438i	-4.307+22.883i	6.158+14.733i
3	-16.128-16.671i	-9.868+17.277i	115.324+0.000i	4.851+1.304i	0.276+2.134i	7.437-4.291i	3.428+4.025i
4	-0.469-1.456i	-8.187+4.778i	4.851-1.304i	116.853+0.000i	-4.090-0.962i	-3.199-2.044i	-17.719+6.990i
5	-0.817+4.735i	5.887-9.438i	0.276-2.134i	-4.090+0.962i	56.243+0.000i	6.833+2.575i	6.088+3.804i
6	-5.913-12.386i	-4.307-22.883i	7.437+4.291i	-3.199+2.044i	6.833-2.575i	63.994+0.000i	5.100+11.114i
7	1.112-0.136i	6.158-14.733i	3.428-4.025i	-17.719-6.990i	6.088-3.804i	5.100-11.114i	103.087+0.000i

在大规模MIMO系统中，随着天线数量的大幅增加，随机信道将呈现出一些确定性特征，如信道矩阵的奇异值，即信道Gram矩阵特征值的算术平方根将会趋于一个定值，这种现象称为信道的硬化。经典的线性检测器多利用信道硬化进行简化计算，但是在CF-MMIMO系统中，这种信道硬化特性会减弱。在不同UE数下，Gram矩阵最大特征值变化如图2和图3所示。在大规模MIMO系统中，信道具有良好的硬化特性，Gram矩阵最大特征值趋于一个定值；而在相同天线数下的CF-MMIMO系统，信道Gram矩阵特征值波动较大，即信道硬化特性减弱。

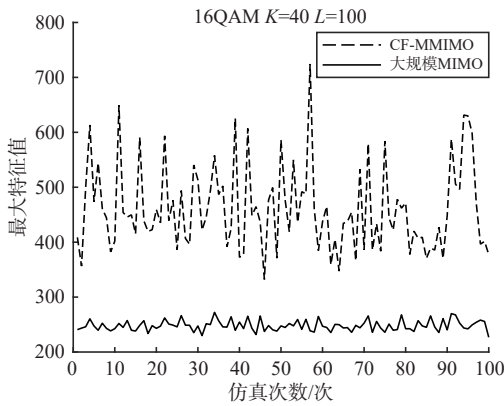


图2 UE=40, Gram矩阵最大特征值变化

2.2 切比雪夫半迭代法

切比雪夫半迭代法是一种用于解线性方程组的迭代算法，其基本思想是利用切比雪夫多项式来加速收敛。收敛速度比经典的Jacobi迭代或SOR迭代更快，尤其是在处理大型稀疏矩阵和高维问题方面，具有较高的效率和精度^[30]。

首先，经典MMSE算法求解信号检测问题，即为找到式(6)中 \hat{x} 的精确解：

$$A\hat{x} = \hat{y} \quad (6)$$

其中， $A = H^T H + \sigma^2 I_K$ 为考虑噪声的信道传输矩

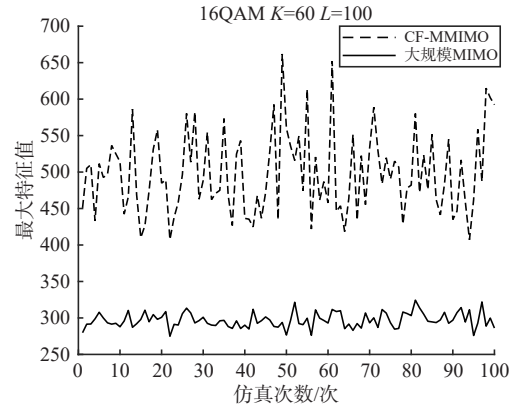


图3 UE=60, Gram矩阵最大特征值变化

阵， $\hat{y} = H^T y$ 。

直接求解该问题的复杂度较高，有文献提出可利用多次迭代求近似解的方法，这些方法的一般数学表现形式如下

$$\hat{x}^{(i+1)} = B\hat{x}^{(i)} + s \quad (7)$$

其中， $\hat{x}^{(0)}$ 为初始解，一般为全0向量，矩阵B和列向量s是由A和 \hat{y} 共同决定的。

应用切比雪夫半迭代法对式(7)进行处理，得到如下表达式

$$\hat{x}^{(i+1)} = \frac{\rho^{(i+1)}}{2 - \lambda_{\min} - \lambda_{\max}} [(2B - (\lambda_{\min} + \lambda_{\max})I_K)\hat{x}^{(i)} + 2s] + (1 - \rho^{(i+1)})\hat{x}^{(i-1)} \quad (8)$$

其中， $\rho^{(0)} = 1$ ， $\rho^{(1)} = \frac{2z^2}{2z^2 - 1}$ ， $z = \frac{2 - (\lambda_{\min} + \lambda_{\max})}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}$ ， λ_{\min} 与 λ_{\max} 分别为矩阵B的最小和最大特征值。

Khoso等^[9]首次将Richardson方法与半迭代法结合，提出了一种半迭代检测算法。经典的平稳Richardson迭代检测器表达式如下

$$\hat{x}^{(i+1)} = (I_K - wA)\hat{x}^{(i)} + w\hat{y} \quad (9)$$

其中， I_K 表示大小为 $K \times K$ 的单位矩阵，w是一个大于0的参数。

令 $B = I_K - wA$ ， $s = w\hat{y}$ ，代入式(8)，可以得到SI算法的表达式如下

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \frac{\rho^{(i+1)}}{2 - \lambda_{\min} - \lambda_{\max}} [(2(\mathbf{I}_K - w\mathbf{A}) - (\lambda_{\min} + \lambda_{\max})\mathbf{I}_K)\hat{\mathbf{x}}^{(i)} + 2w\hat{\mathbf{y}}] + (1 - \rho^{(i+1)})\hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} \quad (10)$$

$$\rho^{(i+1)} = \frac{4z^2}{4z^2 - \rho^{(i)}} \quad (11)$$

令 $\overline{\lambda_{\max}}$ 与 $\overline{\lambda_{\min}}$ 分别为Gram矩阵 \mathbf{A} 的最大和最小特征值，因为 \mathbf{A} 为对称正定矩阵，所以 $\overline{\lambda_{\max}}$ 与 $\overline{\lambda_{\min}}$ 都为正数。又因为 $\mathbf{B} = \mathbf{I}_K - w\mathbf{A}$ ，则 $\lambda_{\max} = 1 - w\overline{\lambda_{\min}}$ ， $\lambda_{\min} = 1 - w\overline{\lambda_{\max}}$ ，可得式(12)与式(13)。

$$2 - \lambda_{\min} - \lambda_{\max} = w\overline{\lambda_{\max}} + w\overline{\lambda_{\min}} \quad (12)$$

$$\lambda_{\min} + \lambda_{\max} = 2 - w\overline{\lambda_{\max}} - w\overline{\lambda_{\min}} \quad (13)$$

将式(12)与(13)代入式(10)~式(11)中，化简可得式(14)~式(15)。

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} + \rho^{(i+1)}(\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}) - \frac{2\rho^{(i+1)}}{\overline{\lambda_{\max}} + \overline{\lambda_{\min}}} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}) \quad (14)$$

$$\rho^{(i+1)} = \frac{4z^2}{4z^2 - \rho^{(i)}} \quad (15)$$

其中， $z = \frac{\overline{\lambda_{\max}} + \overline{\lambda_{\min}}}{\overline{\lambda_{\max}} - \overline{\lambda_{\min}}}$ 。

在集中式大规模MIMO中，由于信道硬化特性显著，信道矩阵奇异值分布趋于确定， $\overline{\lambda_{\max}}$ 与 $\overline{\lambda_{\min}}$ 可以由式(16)估计得出。

$$\overline{\lambda_{\max}} = L(1 + \sqrt{\frac{K}{L}})^2 \quad \overline{\lambda_{\min}} = L(1 - \sqrt{\frac{K}{L}})^2 \quad (16)$$

在第2.1节，通过仿真CF-MMIMO系统中信道Gram矩阵特征值变化发现：对于SI算法而言，想要精确估计每个时频块的Gram矩阵特征值的计算开销过大，为了减小计算开销则需要能用于长期信号检测的特征值数值。由于Gram矩阵特征值的每个时频块变化较大，原有的估计方式已不再适用。因此，本文使用深度学习中网络参数训练代替特征值估计这一解决方案。

2.3 RSI-Net算法

在本小节中，提出了一种基于模型驱动思想的RSI-Net算法。RSI-Net算法利用切比雪夫半迭代加快网络收敛速度，同时引入软判决非线性估计器，将最后估计的结果映射到星座图上，从而改善检测性能。所提出的RSI-Net算法只有二阶计算复杂度，并且能够以有限网络层数实现良好的检测性能。RSI-Net算法架构如图4所示。

第 i 层RSI-Net算法可分为4部分：输入层、线性半迭代处理层、非线性激活函数层和输出层。首

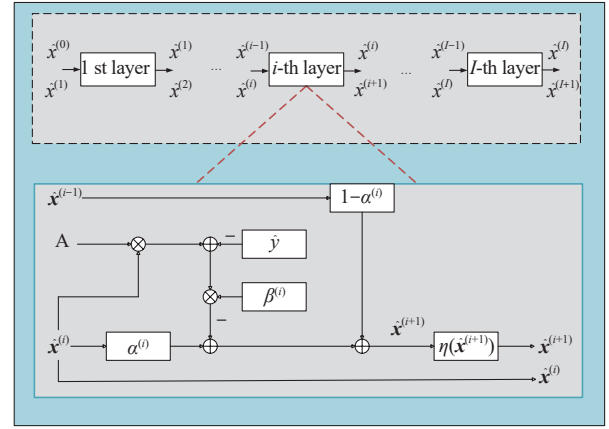


图4 RSI-Net算法架构

先，输入层的输入值为 $\hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}^{(i)}$ ；接下来，网络接收到输入值后，经过线性半迭代处理层，得到处理后的数据 $\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}$ ；然后，在非线形激活函数层进行数据的非线性映射，即图中 $\eta(\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)})$ 操作，得到新的 $\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}$ ；最终，输出层输出值为 $\hat{\mathbf{x}}^{(i)}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}$ 。

为实现RSI-Net算法，首先，将 $\rho^{(i+1)}$ 用一个可训练参数 $\alpha^{(i)}$ 代替，在SI算法中每次迭代对 $\rho^{(i+1)}$ 的更新代替为网络中对参数 $\alpha^{(i)}$ 的训练，每层网络先执行基于SI的线性计算，之后对计算结果作非线性映射，第 i 层网络表达式如下所示

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} + \alpha^{(i)}(\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}) - \frac{2\alpha^{(i)}}{\overline{\lambda_{\max}} + \overline{\lambda_{\min}}} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}) \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \eta(\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}) \quad (18)$$

为使网络结构更简洁，改写式(17)为以下形式

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \alpha^{(i)}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} + (1 - \alpha^{(i)})\hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} - \frac{2\alpha^{(i)}}{\overline{\lambda_{\max}} + \overline{\lambda_{\min}}} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}) \quad (19)$$

其中， $\alpha^{(i)}$ 为初始值1的可训练的参数； $\eta(\cdot)$ 为非线形激活函数，本文采用的是文献[31]中的Relu非线性激活函数。

损失函数选择MSE函数，由于其处处可导，使得在深度学习中使用梯度下降等优化算法最小化损失函数更加便捷，且有助于训练网络时快速收敛，表达式如下所示

$$\text{Loss} = \sum_{m=1}^{2K} \frac{(\hat{\mathbf{x}}_m - \mathbf{x}_m)^2}{2K} \quad (20)$$

其中， $\hat{\mathbf{x}}_m$ 和 \mathbf{x}_m 分别表示网络最终估计所得发送信号与真实发送信号的第 m 个元素。

切比雪夫半迭代算法的收敛速度受Gram矩阵最大和最小特征值范围的影响。因此，为了改善检

测性能, 进一步引入缩减因子 θ , 控制 Gram 矩阵最大和最小特征值之间的范围, 从而提高算法收敛速度。对信号传输过程做如式(21)的处理

$$\frac{\mathbf{y}}{\theta} = \frac{\mathbf{H}}{\theta} \mathbf{x} + \frac{\mathbf{n}}{\theta} \quad (21)$$

引入缩减因子 θ 后, Gram 矩阵所有元素缩小 θ^2 倍, 特征向量不会变化, 但是特征值会相应变小 θ^2 倍, 起到了缩减特征值范围的作用。为了寻找到一个合适的缩减因子, 将缩减因子 θ 作为网络中可训练参数 $\theta^{(i)}$ 来学习。将式(21)代入式(19), 可以得到式(22)。

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \alpha^{(i)} \hat{\mathbf{x}}^{(i)} + (1 - \alpha^{(i)}) \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} - \frac{2\alpha^{(i)}}{\theta^{(i)}(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}) \quad (22)$$

然后, 为了进一步简化网络架构, 减小计算开销, 令 $\beta^{(i)} = \frac{2\alpha^{(i)}}{\theta^{(i)}(\lambda_{\max} + \lambda_{\min})}$ 代替网络中的可训练参数, 代入式(22), RSI-Net 算法的数学表达式如下

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \alpha^{(i)} \hat{\mathbf{x}}^{(i)} + (1 - \alpha^{(i)}) \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} - \beta^{(i)} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}}) \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \eta(\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}) \quad (24)$$

令初始值 $\hat{\mathbf{x}}^{(0)}$ 为全 0 列向量, $\hat{\mathbf{x}}^{(1)} = \beta^{(1)} \hat{\mathbf{y}}$, $\alpha^{(1)} = \beta^{(1)} = 1$, 缩减因子 $\theta^{(i)}$ 已被包含进 $\beta^{(i)}$ 里, 因此不再需要单独初始化。本文提出的算法如算法 1 所示。

算法 1 RSI-Net 算法

输入 $\mathbf{y}, \mathbf{H}, \sigma^2$

输出 $\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)}$

初始化 $\hat{\mathbf{x}}^{(0)} = [0, 0, \dots, 0]^T, \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}^T \mathbf{y},$

$\hat{\mathbf{x}}^{(1)} = \beta^{(1)} \hat{\mathbf{y}}, \alpha^{(1)} = \beta^{(1)} = 1$

$\mathbf{A} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \sigma^2 \mathbf{I})$

for $i = 0:L$

$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \alpha^{(i)} \hat{\mathbf{x}}^{(i)} + (1 - \alpha^{(i)}) \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)} -$

$\beta^{(i)} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}^{(i)} - \hat{\mathbf{y}})$

$\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)} = \eta(\hat{\mathbf{x}}^{(i+1)})$

End

3 仿真与结果分析

3.1 仿真参数设置

本文遵循文献[12]中使用的 CF-MMIMO 仿真设置。使用 L 个单天线 AP, 随即部署在 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$ 的区域内, 服务于 K 个随机分布的单天线 UE。在 3GPP 模型中, 大尺度衰落系数由式(25)表示

$$\beta_{l,k} [\text{dB}] = -30.5 - 36.7 \lg\left(\frac{d_{l,k}}{1 \text{ m}}\right) + F_{l,k} \quad (25)$$

其中, $d_{l,k}$ 为第 l 个 AP 与第 k 个 UE 之间的距离, $F_{l,k} \sim \mathcal{N}_c(0, 4^2)$ 为阴影衰落。

本文基于 Python3.7 和 Tensorflow1.14 平台生成 RSI-Net 模型, 仿真参数设置见表 2。

表 2 仿真参数设置

参数	参数值
L (AP 数量)/个	80/100/120/140
K (UE 数量)/个	30/40/50/60
调制方式	16QAM
初始学习率	0.003
衰减因子	0.9
衰减步长	200
Epoch	5 000
测试迭代次数/次	2 000
批量大小	200
优化器	Adam
网络层数	5/6/7/8

3.2 仿真结果分析

$L=100, K=60$ 时, 不同算法的误符号率 (SER, symbol error rate) 随 SNR 的变化曲线如图 5 所示。从图 5 中可以看出, RSI-Net 算法在第 7 层时, 检测结果趋于收敛。当 SNR 为 17 dB 时, 经典的 MRC 算法和 SI 算法在 CF-MMIMO 系统中的检测性能较差, 而相较于 MMSE 算法, RSI-Net 算法的 SER 降低了 75.9%。在 SNR 低于 13 dB 时, 相较于 CF-EP 算法, RSI-Net 算法的 SER 下降了约 18.3%, 但在高 SNR 条件下, CF-EP 算法具有明显的性能优势。这是因为 CF-EP 算法在高 SNR 条件下构建的近似后验分布方差更小, 从而提高了传输符号估计的准确性。RSI-Net 算法是为实现长期有效信号检测而设计, 其最终训练所得网络参数对于单个时频块而言并非最优迭代参数, 从而导致每次迭代存在一定的误差。这种固有的误差并不会随着 SNR 的提高而减小, 从而导致了在高 SNR 场景下, RSI-Net 算法的性能不及 CF-EP 算法。

当 $L=100, K=40$ 时, 不同算法的 SER 性能随 SNR 的变化曲线如图 6 所示。从图中可以观察到, 在 RSI-Net 算法的第 6 层, 检测结果趋于收敛, 并且仍然表现出优越的检测性能。在 SNR 为 15 dB 时, 相较于 MMSE 算法, RSI-Net 算法的 SER 降低

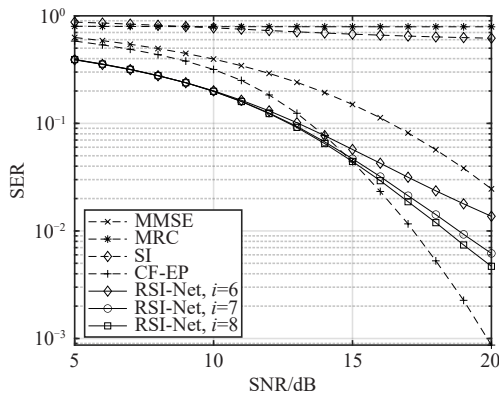


图5 $L=100, K=60$ 时,不同算法的SER随SNR的变化曲线

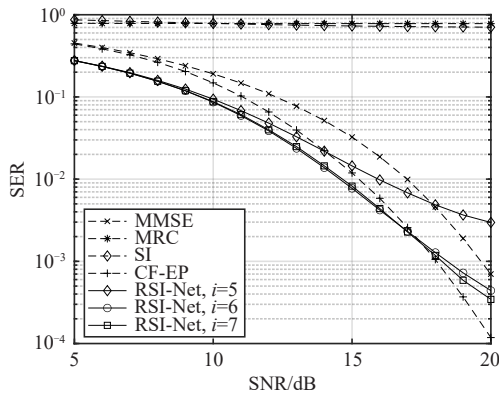


图6 $L=100, K=40$ 时,不同算法的SER随SNR的变化曲线

了约76%；相较于CF-EP算法，RSI-Net算法的SER降低了约35.1%。在SNR为18 dB时，RSI-Net算法的性能才开始逐渐劣于CF-EP算法。

当 $K=40$ 时，AP数量(L)对算法的SER影响对比如图7所示。为排除网络层数对SER的干扰，所有结果均取自RSI-Net算法为7层时的性能数据。从图中可以明显看出，随着AP数量的增加，RSI-Net算法的SER逐渐减低，检测性能持续提升。在SER为 10^{-1} 的情况下，当AP数量为80时，RSI-Net算法相较于MMSE算法有约2.2 dB的SNR增益。当AP数量为140时，相较于MMSE算法，RSI-Net算法仍然有着1 dB左右的SNR增益。上述结果表明，本文所提出的RSI-Net算法的SER性能与AP数量呈正相关，即AP数量越多，性能越优。在多种AP配置下，RSI-Net算法都表现出优于经典MMSE算法的性能，显示出良好的鲁棒性。然而，随着AP数量的进一步增加，RSI-Net算法相较于MMSE算法的性能优势有所减小。为了获得更高的检测精度，则需要增加网络层数。由表3可知，RSI-Net算法复杂度仅为二阶，相比于MMSE算法

的三阶复杂度，有着明显的复杂度优势，因此，增加RSI-Net算法的网络层数不会带来过大的计算开销。

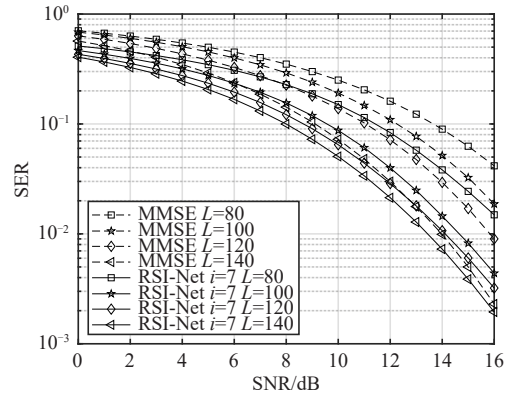


图7 $K=40$ 时, L 对算法的SER影响对比

表3 不同算法的计算复杂度对比

算法	计算复杂度
RSI-Net	$O(4K^2 + 6K)i$
MRC	$O(LK)$
MMSE	$O(8K^3 + 4K^2)$
SI	$O(4K^2 + 4K + 1)i$
CF-EP	$O(8L^2K)i$

当 $L=100$ 时，UE数量(K)对算法的SER影响对比如图8所示。为排除网络层数对SER的干扰，所有结果均取自RSI-Net算法为7层时的性能数据。从图8可以看出，随着UE数量的减少，本文所提出的RSI-Net算法的检测性能逐渐变优，且SER降低明显。在SER为 10^{-1} 的情况下，当UE数量为30，RSI-Net算法比MMSE算法有着3 dB左右的SNR增益；当UE数达到60时，RSI-Net算法比MMSE算法有着2.1 dB左右的SNR增益。由此可见，本文所提出的RSI-Net算法的SER性能与UE数量呈现负相关，但即使在UE数量较多的情况下，RSI-Net算法相较于经典的MMSE算法仍然有着优异的检测性能。

$K=40/60, L=100$ 时，缩减因子对算法SER的影响如图9所示。将未引进缩减因子的情况命名为RSI-Net2，即式(19)所示情况。为了比较的公平，在相同的网络层数下进行SER对比。从图9可以看出，当 K 为40时，引入缩减因子显著提升了RSI-Net算法的检测性能。当SER为 10^{-2} 时，RSI-Net算法相比RSI-Net2有着1.7 dB的SNR增益；当 K 为

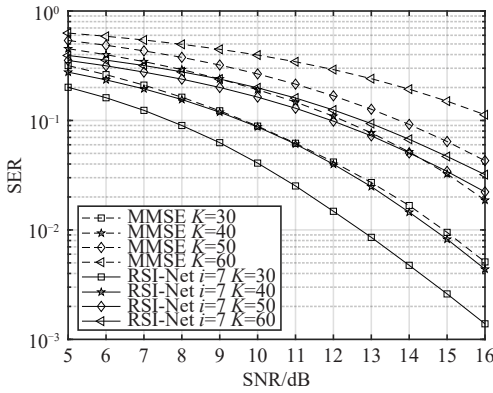


图8 $L=100$ 时, K 对算法的SER影响对比

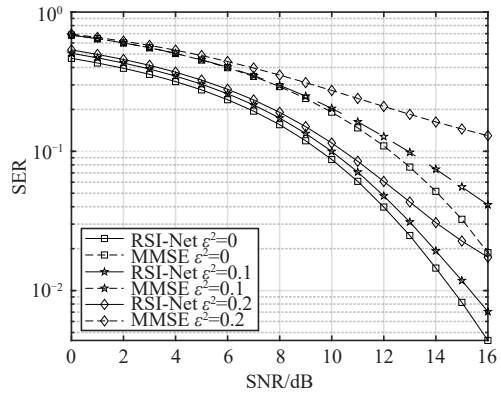


图10 $K=40, L=100$ 时信道估计误差对算法SER影响

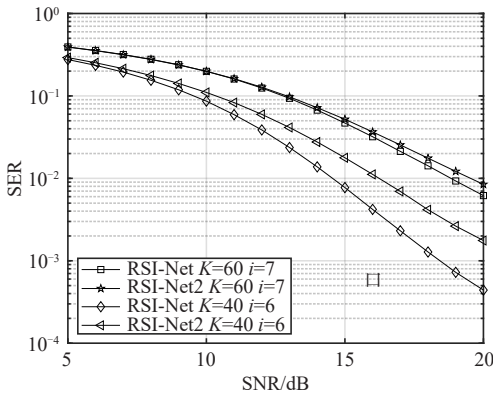


图9 $K=40/60, L=100$ 时缩减因子对算法SER影响

60, SER 为 10^{-2} 时, RSI-Net 算法相比于 RSI-Net2 有着 0.7 dB 左右的 SNR 增益。上述性能提升所付出的代价, 仅是在网络训练之初增加了一个待训练参数。因此, 本文引入缩减因子的方法能够在不增加计算复杂度的同时, 有效提高算法的检测性能。

在系统存在信道估计误差的情况下, 为验证所提算法在 CF-MMIMO 系统下的检测性能变化, 对比了信道估计误差对 MMSE 算法和 RSI-Net 算法的 SER 影响。 $K=40, L=100$ 时信道估计误差对算法 SER 影响如图 10 所示。假设估计信道误差项为 Δ , Δ 满足均值为 0 和方差为 ε^2 的复高斯分布。由图 10 可以看出, 随着 ε^2 的增大, MMSE 算法与 RSI-Net 算法均有着不同程度的性能下降。当 $\text{SNR} = 12 \text{ dB}$, $\varepsilon^2 = 0.1$ 时, 相较于 MMSE 算法, RSI-Net 算法的 SER 降低了约 62%; 当 ε^2 提高到 0.2 时, RSI-Net 算法的 SER 降低约 71.1%。因此, 在系统存在信道估计误差时, RSI-Net 算法的检测性能衰退较小, 且相较于 MMSE 算法, RSI-Net 算法更适用于真实的信道估计情况, 具有较好的鲁棒性。

3.3 复杂度分析

由于空间复杂度主要受处理矩阵的维度影响, 而不同算法所处理的矩阵维度基本一致, 仅在数量上存在较小差别, 因此它们的空间复杂度通常处于同一量级。基于此, 本文不考虑对空间复杂度进行对比。

时间复杂度一般只关注算法中乘法运算的次数, 而忽略加法、减法等运算。对于本文所提出的 RSI-Net 算法, 计算 $\alpha^{(i)} \hat{\mathbf{x}}^{(i)}$ 和 $(1 - \alpha^{(i)}) \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}$ 各需 $2K$ 次乘法运算, $\mathbf{A} \hat{\mathbf{x}}^{(i)}$ 需要 $4K^2$ 次乘法运算, 将结果与参数 $\beta^{(i)}$ 相乘需要 $2K$ 次乘法运算。综合计算可得, RSI-Net 算法的总时间复杂度为 $O(4K^2 + 6K)$ 。不同算法的计算复杂度对比见表 3。从表 3 可以看出, RSI-Net 算法有着与 MRC 和 SI 算法相同量级的时间复杂度, 但远低于 MMSE 算法, 并且不会受到系统内 AP 数量的影响。

4 结束语

在 CF-MMIMO 系统中, 由于 AP 采用分布式部署, 信道硬化现象相较于集中式天线系统明显减弱, 导致信道矩阵的特征表现出更强的随机性。这使得依赖信道硬化特性的传统低复杂度线性检测算法在 CF-MMIMO 系统中性能受限, 而高复杂度的非线性检测算法又面临计算负担过重的问题。为解决上述问题, 本文提出了一种基于模型驱动的半迭代检测网络算法, 即 RSI-Net。该算法借鉴切比雪夫半迭代理念以加速收敛, 通过引入缩减因子来控制 Gram 矩阵的特征值范围, 并利用深度学习技术解决 CF-MMIMO 系统中难以获取算法最佳参数的问题, 从而实现了优良的检测性能。仿真结果表明, RSI-Net 算法不仅实现了二阶的计算复杂度, 而且在检测性能上超越了 MMSE 算法, 只有在较

高的SNR下，其性能略逊于CF-EP算法。此外，RSI-Net算法相较于MMSE的性能优势受系统天线数量的变化影响较小，展现出优秀的鲁棒性。因此，本文提出的RSI-Net算法融合了Richardson半迭代检测器和深度学习技术的优点，在CF-MMIMO系统中实现了高效而准确的信号检测。该方法不仅克服了现有算法的局限性，而且在信道硬化特性减弱的CF-MMIMO系统中表现出了良好的检测性能。

参考文献：

- [1] KASSAM J, CASTANHEIRA D, SILVA A, et al. A review on cell-free massive MIMO systems[J]. *Electronics*, 2023, 12(4): 1001.
- [2] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Scalable cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(7): 4247-4261.
- [3] KANNO I, YAMAZAKI K, KISHI Y, et al. A survey on research activities for deploying cell free massive MIMO towards beyond 5G[J]. *IEICE Transactions on Communications*, 2022, E105.B(10): 1107-1116.
- [4] ZHANG J Y, CHEN S F, LIN Y, et al. Cell-free massive MIMO: a new next-generation paradigm[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 99878-99888.
- [5] ILIADIS L A, ZAHARIS Z D, SOTIROUDIS S P, et al. Towards 6G: deep learning in cell-free massive MIMO[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 269-273.
- [6] LEE M H, YUN C, KIM G H, et al. Fully distributed cell-free MIMO systems: architecture, algorithm, and testbed experiments[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(5): 7956-7973.
- [7] ZHENG J K, ZHANG J Y, BJÖRNSON E, et al. Cell-free massive MIMO-OFDM for high-speed train communications[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(10): 2823-2839.
- [8] 李国权, 徐永海, 林金朝, 等. 基于Res-DNN的端到端MIMO系统信号检测算法[J]. *物联网学报*, 2022, 6(1): 65-72.
LI G Q, XU Y H, LIN J Z, et al. Res-DNN based signal detection algorithm for end-to-end MIMO systems[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, 2022, 6(1): 65-72.
- [9] GHOLAMI R, COTTATELLUCCI L, SLOCK D. Channel models, favorable propagation and multistage linear detection in cell-free massive MIMO[C]//*Proceedings of the 2020 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2942-2947.
- [10] ZHU H, GONG B L, WANG Z. A low-complexity Gaussian approximate message passing detection algorithm for massive MIMO with high order modulation[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE 23rd International Conference on Communication Technology (ICCT)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [11] NAYEBI E, ASHIKHMIN A, MARZETTA T L, et al. Performance of cell-free massive MIMO systems with MMSE and LSFD receivers[C]//*Proceedings of the 2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 203-207.
- [12] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Making cell-free massive MIMO competitive with MMSE processing and centralized implementation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(1): 77-90.
- [13] WANG B W, YANG S, SHE X M, et al. Multiuser MIMO detection via the EM algorithm[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-5.
- [14] TAN X S, LI W P, ZHANG Z C, et al. An efficient approximate EP-based iterative detection and decoding for massive MIMO[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(2): 255-259.
- [15] LIU J B, SHAO M J, MA W K. Mimo detection by variational posterior inference[C]//*Proceedings of the ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5343-5347.
- [16] WAN Q, FANG J, HUANG Y S, et al. A variational Bayesian inference-inspired unrolled deep network for MIMO detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 423-437.
- [17] WANG Z, XIA Y L, LING C, et al. Randomized iterative sampling decoding algorithm for large-scale MIMO detection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 580-593.
- [18] BERRA S, DINIS R, RABIE K, et al. Efficient iterative massive MIMO detection using Chebyshev acceleration[J]. *Physical Communication*, 2022, 52: 101651.
- [19] KHOSO I A, ZHANG X F, KHOSO I A, et al. Computationally efficient data detection in massive MIMO wireless systems via semi-iterative method[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(10): 10252-10264.
- [20] AZIZI S P, CHENG S C, LU H Y. Deep learning detection for massive MIMO systems[C]//*Proceedings of the 2023 22nd International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [21] YU Y Z, ZHANG S Q, YING J, et al. Massive MIMO detection method based on quasi-Newton methods and deep learning[J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(4): 912-916.
- [22] OBEED M, AL-ERYANI Y, CHAABAN A. Alternating channel estimation and prediction for cell-free mMIMO with channel aging: a deep learning based scheme[C]//*Proceedings of the ICC 2023 - IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 3590-3595.
- [23] MAZHARI SARAY A, EBRAHIMI A. MAX-MIN power control of cell free massive MIMO system employing deep learning[C]//*Proceedings of the 2022 4th West Asian Symposium on Optical and Millimeter-wave Wireless Communications (WASOWC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-4.

- [24] AHMED I, HASAN M Z, RUBAAI A, et al. Deep learning assisted channel estimation for cell-free distributed MIMO networks [C]//Proceedings of the 2023 19th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob). Piscataway: IEEE Press, 2023: 344-349.
- [25] ALBREEM M A, ALHABBASH A H, SHAHABUDDIN S, et al. Deep learning for massive MIMO uplink detectors[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(1): 741-766.
- [26] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1834-1850.
- [27] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Making cell-free massive MIMO competitive with MMSE processing and centralized implementation[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(1): 77-90.
- [28] KOSASIH A, MILOSLAVSKAYA V, HARDJAWANA W, et al. Improving cell-free massive MIMO detection performance via expectation propagation[C]//Proceedings of the 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [29] GHOLAMI R, COTTATELLUCCI L, SLOCK D. Channel models, favorable propagation and MultiStage linear detection in cell-free massive MIMO[C]//Proceedings of the 2020 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT). Piscataway: IEEE Press, 2020: 2942-2947.
- [30] AMAT S, BUSQUIER S, GUTIÉRREZ J M, et al. On the global convergence of Chebyshev's iterative method[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2008, 220(1/2): 17-21.
- [31] CAO Q, LI F, LI T, et al. Adaptive signal detection method based on model-driven for massive MIMO systems[C]//Proceedings of the 2021 13th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.

[作者简介]



孙焱(1999-), 男, 南京邮电大学通信与信息工程学院硕士生, 主要研究方向为蜂窝大规模MIMO系统低复杂度信号检测技术。



李飞(1966-), 女, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院教授、博士生导师, 主要研究方向为量子智能计算、群智能算法和无线通信中的信号处理算法。



李汀(1979-), 男, 博士, 南京邮电大学通信与信息工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为5G无线通信技术、基于人工智能的无线通信技术。



宋云超(1988-), 男, 博士, 南京邮电大学电子与光学工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为5G/6G无线通信信号处理。